

La détection de la manipulation des chiffres comptables : quelle est la pertinence du concept de « résultat psychologique » en contexte camerounais ?

Detecting the manipulation of accounting figures: what is the relevance of the concept of "psychological earnings" in the Cameroonian context?

SAHA Serge Christian

Enseignant-chercheur

Faculté des Sciences Economiques et de Gestion Appliquée

Université de Douala - Cameroun

Laboratoire d'Economie et de Management Appliquée

Institut Universitaire de la Côte - Douala

Cameroun

tsaham@yahoo.fr

Date de soumission : 09/02/2020

Date d'acceptation : 20/03/2020

Pour citer cet article :

SAHA. S. C. (2019) « La détection de la manipulation des chiffres comptables : quelle est la pertinence du concept de « résultat psychologique » en contexte camerounais ? », Revue du Contrôle, de la Comptabilité et de l'Audit « Volume 4 : numéro 2 » pp : 861 – 891

Digital Object Identifier : <https://doi.org/10.5281/zenodo.3747837>

Résumé :

A la lumière des multiples scandales financiers de ces dernières années, cette recherche s'interroge sur la pertinence du concept de « résultat psychologique » en tant levier de détection de la manipulation des chiffres comptables en contexte camerounais. Le concept de « résultat psychologique » s'inspire de celui du « prix psychologique » couramment utilisé en marketing. Le résultat « psychologique » traduit une manipulation des positions des chiffres du résultat publié pour obtenir un effet psychologique auprès des utilisateurs de l'information comptable. En effet, certains auteurs pensent que la recherche d'un résultat psychologique traduirait une volonté des dirigeants d'instrumentaliser les données comptables. Sur la base d'un échantillon de 3864 entreprises, nous validons l'hypothèse de la pertinence du concept de « résultat psychologique » en contexte camerounais. Cette validation est réalisée à l'aide de la loi de benford qui fournit les probabilités de rang pour chaque chiffre du résultat comptable. En rapport aux probabilités prévues par la loi de benford, nous constatons que la proportion du chiffre 9 en 2^e position dans le résultat comptable est inférieure à la probabilité théorique. Ce qui traduit une volonté des dirigeants d'arrondir les résultats pour obtenir un « résultat psychologique ».

Mots clés : manipulation des chiffres comptables ; détection de la manipulation ; résultat psychologique ; probabilités de rang ; loi de benford.

Abstract

In light of the financial scandals of recent years, this research questions the relevance of the concept of "psychological earnings" as a lever for detecting the manipulation of accounting numbers in the Cameroonian context. The concept of "psychological earnings" is inspired by the concept of "psychological price" commonly used in marketing. The "psychological" earnings translates a manipulation of the positions of the figures of the published earnings to obtain a psychological effect on the users of the accounting information. Indeed, some authors believe that the search for a psychological earnings would translate a desire of managers to use accounting data. Based on a sample of 3864 companies, we validate the hypothesis of the relevance of the concept of "psychological earnings" in the Cameroonian context. This validation is done using benford law which provides the rank probabilities for each digit of the accounting earnings. In relation to the probabilities provided by benford's law, we note that the proportion of the number 9 in 2nd position in the accounting result is lower than the theoretical probability. This reflects a desire on the part of managers to round off the results to obtain a "psychological earnings".

Keys words : manipulation of accounting figures; detection of manipulation; psychological result; rank probabilities; benford law.

Introduction

L'étude de la manipulation des chiffres comptables a été et va continuer à être digne d'intérêt pour les investisseurs, les analystes financiers, les auditeurs, les membres du conseil d'administration, les dirigeants, les régulateurs (McNichols & Stubben, 2018). La crise financière que traversent plusieurs économies africaines favorise une pratique aussi vieille que le monde : la manipulation comptable et financière. Une crise de confiance s'installe ainsi entre les dirigeants et les stakeholders de l'entreprise (Douanla, et al., 2019). Qu'il s'agisse de minimisation des produits ou de maximisation artificielle des charges pour cacher la réalité de la situation financière d'une entreprise, le manipulateur use d'artifices aussi sophistiqués que possible pour repousser la détection de la manipulation tout évitant d'enfreindre la loi.

Depuis la naissance de la comptabilité, c'est-à-dire depuis les origines de l'humanité, les manipulations comptables existent. La présence du ver dans le fruit qu'Eve donna à Adam est une éventualité plausible sinon probable. Les manipulations comptables mettent en jeu les intérêts de nombreuses stakeholders des organisations : les dirigeants parfois en conflits d'intérêts ou en collusion d'intérêts avec les actionnaires, l'Etat à travers le fisc et les organismes de sécurité sociale, les banques, les fournisseurs, les clients, les salariés et même la communauté. Les manipulations comptables sont difficiles à détecter car elles se font de façon discrétionnaire. La détection de la manipulation des chiffres comptables a donné lieu à une littérature florissante surtout aux Etats Unis et en Europe. Cette littérature prend progressivement son ancrage en Afrique (Simo, 2013 ; Minko, 2016 ; Ngantchou et Elle, 2018 ; Elle, 2018 ; Saha, 2019 et 2020). Plusieurs méthodologies de détection ont ainsi été développées : la méthode des accruals, la méthode des seuils, la méthode des manipulations réelles (Stubben, 2010).

La méthode des accruals consiste à élaborer des modèles qui séparent les accruals en deux composantes : les accruals discrétionnaires et les accruals non discrétionnaires, les accruals discrétionnaires étant la manifestation de la discrétion managériale. Plusieurs modèles ont de ce fait été élaborés, parmi lesquels les plus représentatifs sont le modèle de Jones (1991), le modèle modifié de Jones (Dechow, et al., 1996), le modèle de Dechow et al. (2012), le modèle de Stubben (2010). Ces modèles comportent de nombreuses faiblesses dont les principales sont la faible spécification des tests et la faible puissance des tests. C'est en réaction à ces faiblesses que, dès 1995, une nouvelle démarche de détection sera initiée grâce à Hayn qui détecta une anomalie dans la distribution des résultats des entreprises à l'approche

de certains seuils. Cette brèche sera développée par Burgstahler et Dichev (1997) qui sont véritablement à l'origine de la vulgarisation de la méthodologie de la détection de la manipulation par le biais des seuils. Cette démarche comporte aussi des limites en ce sens où elles évacuent la question de la mesure de la manipulation pour préférer la prédiction des groupes d'entreprises dans lesquels se trouvent les tricheurs. Une autre limite de l'approche par les seuils concerne l'incapacité à prouver que les résultats non manipulés suivent une loi normale Grima (2017). Eu égard à ces limites, d'autres approches alternatives de détection sont développées : c'est cas de la détection de la manipulation par le biais du concept de résultat psychologique.

Parler de psychologie peut être surprenant en recherche comptable compte tenu de la nature de ce champ foncièrement quantitativiste au regard des outputs du système comptable et des objectifs de la comptabilité qui s'unissent autour d'une finalité unique : fournir à un ensemble d'utilisateurs variés des informations chiffrées. Pourtant l'histoire des champs disciplinaires montre combien il est intéressant pour toute discipline ou science de construire son autonomie en empruntant aux champs théoriques plus ou moins connexes. C'est cette interdisciplinarité qui justifie le recours croissant dans les recherches en comptabilité financière à des cadres théoriques issues d'autres disciplines comme la psychologie.

Concernant notre recherche sur la gestion discrétionnaire des chiffres comptables, plusieurs travaux ont mis en évidence la pertinence de l'approche psychologique pour rendre intelligible le phénomène de la gestion des données comptables (Carslaw, 1988 ; Thomas, 1989 ; Niskanen & Keloharju, 2000). Le point de départ de l'analyse psychologique de la gestion des chiffres comptables est le concept de « prix psychologique » emprunté au marketing (Mard, 2004). En marketing, est plus vendeur, celui qui baisse les prix d'une unité que celui qui augmente les prix d'une unité. Ramené en comptabilité financière, ce principe est utilisé de manière inverse : plusieurs entreprises préfèrent publier un résultat de 200 UM qu'un résultat de 199 UM¹. D'où la motivation à gérer les résultats pour assouvir ce désir. L'explication psychologique est que la mémorisation limitée des individus leur pousse à retenir le premier chiffre du résultat peu importe l'ordre de grandeur du deuxième chiffre. Pour le cas ci-haut, les dirigeants ont intérêt à ce que les utilisateurs de l'information comptable retiennent le chiffre 2 et non le chiffre 1. Ainsi, il y aurait un « résultat psychologique ».

¹ UM : unités monétaires.

Malgré l'intérêt porté au concept de résultat psychologique dans les travaux aussi bien aux Etats Unis qu'en Europe, ce concept reste, à notre connaissance, pratiquement pas exploité dans la recherche en Afrique. C'est pourquoi notre recherche pose la question suivante : est-il pertinent de mobiliser le concept de « résultat psychologique » pour détecter la manipulation des chiffres comptables en contexte camerounais ? En fait, nous pensons qu'il peut être intéressant d'ouvrir le débat sur l'utilisation du « résultat psychologique » au Cameroun pour détecter la manipulation des comptes.

Le concept de « résultat psychologique » n'est qu'une prolongation de la loi de Benford (1938). Pour détecter la manipulation des chiffres comptables, l'utilisation des mathématiques peut avoir une efficacité redoutable. La loi de Benford s'est imposée comme un outil mathématique adéquat pour identifier les manipulations comptables et financières. Les chiffres comptables manipulés sont susceptibles de ne pas suivre cette loi de distribution et la manipulation pourra être détectable par le truchement des tests statistiques. En effet, une donnée comptable créée artificiellement par l'intention humaine ou à travers un ordinateur aura des chiffres dont la distribution statistique du premier chiffre ne pourra pas obéir à la loi de Benford. Il est ainsi possible que les chiffres 5 ou 6 soient plus représentatifs comparativement à une distribution conforme à la loi de benford.

Notre étude poursuit un triple objectif. Le premier objectif consiste déterminer les probabilités de rang des différents chiffres du résultat de l'entreprise. Le deuxième objectif consiste à déterminer si ces probabilités suivent une distribution de la loi de benford. Le troisième objectif consiste tester s'il y a une différence dans la distribution des probabilités de rang pour les chiffres des résultats négatifs et pour les chiffres des résultats positifs. Ces objectifs nous permettront de tester la pertinence du concept de résultat psychologique.

La suite de cet article est organisée ainsi qu'il suit : la première section présente la revue de la littérature et les hypothèses, la deuxième section présente la démarche méthodologique. La troisième section est réservée à présentation des résultats, lesquels sont discutés à la section 4.

1. Etat de l'art et formulation des hypothèses

Ces dernières années, plusieurs articles ont été publiés sur la loi de Benford. Dans les 10 dernières années, une partie de ces articles ont encouragé l'utilisation de cette loi (l'étude de chiffres ou l'analyse numérique) comme un moyen simple et efficace pour les auditeurs à non seulement identifier les écarts opérationnels, mais de découvrir la fraude dans les chiffres

comptables.

Le but de l'étude de Durtschi, et al. (2004) est d'aider les auditeurs dans l'utilisation la plus efficace de l'analyse numérique basée sur la loi de Benford. Lorsqu'elle est utilisée correctement, l'analyse numérique menée sur les données au niveau des opérations, plutôt que des données agrégées, peut aider les vérificateurs en identifiant les comptes spécifiques dans lesquels la fraude pourrait résider afin qu'ils puissent ensuite analyser les données plus en profondeur.

Plus précisément, Durtschi, et al. (2004) donnent des conseils aux auditeurs pour les aider à distinguer les circonstances dans lesquelles l'analyse numérique pourrait être utile dans la détection de la fraude et ces circonstances où l'analyse numérique ne peut pas détecter la fraude. De plus, ils donnent des conseils sur la façon d'interpréter les résultats de ces tests afin de permettre aux auditeurs de mieux évaluer le degré de la confiance qu'ils devraient placer sur l'analyse numérique comme un moyen de détecter la fraude. Coderre (2000) stipule que les auditeurs doivent faire preuve de discrétion lors de l'application de cette méthode. Il faut d'abord donner un aperçu de la loi de Benford, et dire comment elle est appliquée à la comptabilité et en particulier à la détection des fraudes. Ensuite des détails sont donnés sur les types de chiffres comptables qui pourraient être prévu pour se conformer à une distribution Benford.

A l'origine, en 1881, Simon Newcomb, un astronome et mathématicien, a publié le premier article connu décrivant ce qui est devenu la loi de Benford dans *l'American Journal of Mathematics*. Il a observé que dans la bibliothèque, des exemplaires de livres de logarithmes étaient considérablement plus usés dans les premières pages (numéros de pages faibles) et de moins en moins usés sur les pages ayant les numéros de pages plus élevés. Il en a déduit un modèle de tableaux que ses collègues scientifiques utiliseront pour chercher des nombres qui commencent avec le chiffre un plus souvent, ceux qui débutent avec deux, trois, et ainsi de suite. Newcomb a calculé la probabilité qu'un certain nombre ayant un premier chiffre non nul est notamment:

$$P(d) = \log_{10}\left(1 - \frac{1}{d}\right) \quad \text{Avec } d = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 \text{ et } P \text{ la probabilité.}$$

Newcomb n'a fourni aucune explication théorique des phénomènes qu'il décrit et son article passa presque inaperçu. Puis, presque 50 ans plus tard, apparemment de façon indépendante de l'article original de Newcomb, Frank Benford, un physicien, a également remarqué que les

quelques premières pages de ses livres de logarithmes étaient plus usés que la dernière. Il est venu à la même conclusion à laquelle était arrivé Newcomb au paravent : les gens, le plus souvent, regardent les nombres qui commencent avec de faibles chiffres plutôt que ceux qui commencent avec des chiffres élevés. Il a également posé qu'il y avait plus des nombres commençant avec les chiffres inférieurs. Il a, cependant, tenté de tester son hypothèse en recueillant et en analysant des données. Benford a recueilli plus de 20.000 observations de données diversifiées définissant des zones de rivières, des poids atomiques des éléments, et les numéros figurant dans *READER'S Digest Articles* (Benford 1938). Plusieurs études offrent des preuves convaincantes que Benford a manipulé les erreurs d'arrondi pour obtenir un meilleur ajustement à une loi logarithmique, mais même les données non-manipulées sont parfaitement ajustés à la loi de Benford (Hill, 1995).

Benford a constaté que dans les nombres respectant sa loi, les faibles chiffres sont plus fréquents à la première la position que les grands chiffres. Le principe mathématique définissant la fréquence de chiffres est devenu connue comme la loi de Benford. Pour près de 90 ans les mathématiciens et statisticiens ont offert diverses explications pour ce phénomène. Il fallut attendre 1995 pour que Hill, un mathématicien, fournisse une preuve convaincante pour la loi de Benford et démontre comment elle peut être appliquée aux données du marché boursier, aux statistiques de recensement, et certaines données comptables (Hill, 1995). Il a noté que la distribution de Benford, comme la distribution normale, est un phénomène observable empiriquement. La preuve de Hill repose sur le fait que les nombres qui sont conformes à la distribution de Benford sont des distributions de deuxième génération, autrement dit, des combinaisons d'autres distributions. La clé est dans la combinaison de numéros provenant de différentes sources.

Cela contribue à expliquer pourquoi certaines séries de chiffres comptables semblent souvent suivre de près une distribution Benford. Les nombres comptables sont souvent le résultat d'un processus mathématique. Un exemple simple pourrait être une créance client qui provient d'un certain nombre d'articles vendus (qui vient d'une distribution) multiplié par le prix par article (venant d'une autre distribution). Un autre exemple serait le coût des marchandises vendues, qui est une combinaison mathématique de plusieurs nombres, dont chacun provient d'une source différente.

Bien que la preuve mathématique est au-delà des besoins de cette thèse, intuitivement la loi n'est pas difficile à comprendre. Considérons la valeur de marché d'une entreprise. Si elle est de 100.000.000 fcfa, il faudra doubler la taille avant d'avoir le premier chiffre est un "2", en

d'autres termes, il faudra grandir de 100 %. Pour le premier chiffre à être un "3", il ne doit croître de 50 pour cent. Pour être un "4" de l'entreprise doit que croître de 33 pour cent et ainsi de suite. Par conséquent, dans de nombreuses distributions de données financières, qui mesurent la taille de toute valeur allant d'un ordre d'achat aux rendements des marchés boursiers, le premier chiffre est beaucoup plus loin de deux que huit ne l'est de neuf. Ainsi, le constat est que, pour ces distributions, les plus petites valeurs des premiers chiffres significatifs sont beaucoup plus probables que les valeurs plus élevées.

1.1. La loi de Benford appliquée en audit et en comptabilité

Les auditeurs ont longtemps appliqué diverses formes d'analyse numérique lors de l'exécution d'analyse des procédures. Par exemple, les auditeurs analysent souvent des montants de paiement pour tester les doubles paiements. Ils cherchent également les chèques manquants ou les numéros de factures. La loi de Benford appliquée à audit est tout simplement une forme plus complexe de l'analyse numérique. Elle regarde entièrement les comptes pour déterminer si les chiffres suivent la distribution attendue.

Selon les économistes, la loi de Benford peut être utilisée comme un test de l'honnêteté ou de la validité des données scientifiques prétendument aléatoires dans un contexte de science sociale. La loi de Benford n'a pas été utilisée par les comptables jusqu'à la fin des années 1980. A cette époque, deux études se sont référés à l'analyse numérique pour détecter la manipulation des résultats. Carslaw (1988) a constaté que les nombres des résultats des entreprises Nouvelle-Zélandaises ne sont pas conformes à la distribution attendue. Au contraire, les nombres contenaient plus de zéros dans la deuxième position de chiffres que prévu et moins neufs, donc sous-entendent que quand une entreprise ayant reçu une rémunération de 1,9 millions UM, va l'arrondir à 2.000.000 UM. Bien que Carslaw ai utilisé la distribution Benford comme la distribution attendue, il a fait référence elle comme étant "La preuve de Feller."

Nigrini est le pionnier dans l'utilisation de la loi de Benford de façon extensive sur les nombres comptables dans le but de détecter la fraude. Nigrini s'est d'abord intéressé au travail sur la manipulation des résultats réalisé par Carslaw et Thomas. Sa thèse a utilisé l'analyse numérique pour aider à identifier les fraudeurs d'impôt (Nigrini, 1996). Les recherches antérieures détaillent les applications pratiques de l'analyse numérique, tels que les descriptions sur la façon dont un auditeur effectue des tests sur des ensembles des chiffres comptables, la façon dont un vérificateur utilise des programmes informatiques d'analyse

numérique et des cas d'études pour la formation des étudiants en audit, en contrôle de gestion et en comptabilité.

La littérature académique est un peu prudente dans des arguments à propos de l'efficacité des procédures basées sur la loi de Benford pour détecter la fraude. En particulier, un ensemble de données, lorsqu'il est testé, non conforme à la loi de Benford, peut afficher uniquement des exploitations inefficiences ou des défauts dans les systèmes plutôt que la fraude (Etteridge & Srivastava, 1999). Les recherches existantes discutent de la raison pour laquelle certains ensembles de données sont appropriées pour l'analyse numérique et d'autres non. Elles expliquent pourquoi certains types de fraudes ne peuvent pas être identifiés par l'analyse numérique. Les tests des résultats de l'analyse numérique peuvent être interprétés il faut donner la raison pour laquelle il faut prendre soin dans l'interprétation. Tout cela est important pour les auditeurs car ils appliquent l'analyse numérique à un environnement de travail particulier.

Lorsqu'un auditeur choisit d'utiliser l'analyse numérique pour détecter les fraudes, plusieurs questions devraient être considérées. Tout d'abord, sur quels types de comptes l'analyse de Benford pourrait être efficace? Alors que la plupart des ensembles de données liés à la comptabilité sont conformes à une distribution Benford, il ya quelques exceptions. Et puisque l'analyse numérique est efficace seulement lorsqu'il est appliqué à un ensemble conforme, les auditeurs doivent examiner si un ensemble de données particulier devrait suivre une distribution Benford avant de procéder à l'analyse numérique.

Deuxièmement, quels tests doivent être exécutés et comment doivent être interprétés les résultats de ces tests? Comme il ya des coûts élevés associés à des faux résultats positifs (identification d'une condition de la fraude lorsqu'elle est présente) que ainsi que de faux résultats négatifs (à défaut d'identifier une condition de la fraude quand elle existe), il faut considérer le niveau de signification, ou seuil au delà duquel les comptes sont jugés manipulés et sélectionnés pour complément d'enquête.

La plupart des données comptables peuvent se conformer à une distribution Benford, et donc seront candidats appropriés pour l'analyse numérique (Hill, 1995). Tel est le cas parce l'on retient habituellement les comptes qui enregistrent les opérations qui résultent de la combinaison de chiffres. Par exemple, le montant inscrit au débit du compte « achat des marchandises débiteurs » est obtenu à partir du nombre d'articles achetés multiplié par le prix par article. De même, les comptes créditeurs et la plupart des comptes de produits et de charges sont censés obéir à la même logique. La taille de compte, ce qui signifie le nombre

d'entrées ou de transactions, a aussi son importance. En général, les résultats de l'analyse Benford sont plus fiables si l'ensemble du compte est analysé plutôt que l'échantillonnage du compte. Ceci parce que le plus grand nombre de transactions ou des éléments dans l'ensemble de données, la plus précise l'analyse. L'analyse de Benford révélera diverses particularités sous-jacentes dans un compte. Par conséquent, tous les comptes marqués comme "non conformes" seront frauduleux. Par exemple, Durtschi, et al. (2004) ont réalisé une analyse numérique sur les différents comptes d'un grand centre médical. Dans cette analyse, les dépenses de laboratoire ont été signalées comme non conforme à une distribution Benford quand il n'y avait pas de possibilité a priori de croire qu'il ne serait pas le cas. Une enquête a révélé que certains sont autorisés, mais les transactions répétitives ont causé l'échec des tests statistiques. Plus précisément, ils étaient nombreux achats pour 11,40 \$, ce qui est avéré être le coût de l'azote liquide commandé par les dermatologues, ainsi que de nombreux achats pour 34,95 \$, qui étaient les coûts d'achat de l'eau en bouteille. Une fois ces entrées supprimées, l'ensemble de données est devenu conforme à la distribution attendue.

Certaines populations de données liées à la comptabilité ne sont pas conformes à une distribution Benford. Par exemple, les numéros affectés, tels que les numéros de chèques, numéros de commande, ou des numéros qui sont influencés par la pensée humaine, tels que les prix de produits ou de services, ne suivent pas la loi de Benford (Nigrini, et Mittermaier 1997). Les numéros attribués devraient suivre une distribution uniforme plutôt qu'une distribution Benford. Les prix sont souvent fixés pour tomber en dessous de barrières psychologiques, par exemple 1,99 \$ est perçu comme beaucoup plus bas que 2,00 \$, donc les prix ont tendance à se regrouper en dessous de barrières psychologiques. D'autres exemples de comptes qui ne seraient pas censés se conformer à une distribution Benford seraient celles qui ont une valeur maximale ou minimale intégré. Par exemple, une liste des actifs qui doivent atteindre un certain niveau d'importance avant d'être enregistrées aurait un minimum intégré et ne serait donc pas susceptible conformer la loi de benford.

Wallace (2002) suggère que si la moyenne d'un ensemble particulier de nombres est au dessus de la médiane et la valeur d'asymétrie positive, l'ensemble de données suit probablement une distribution Benford. Il en résulte que plus le rapport de la moyenne divisée par la médiane est élevé, le plus étroitement l'ensemble suivra la loi de Benford. Cela est vrai depuis que les observations d'une distribution de Benford affichent une contribution prédominante des petites valeurs. La difficulté en se fondant uniquement sur de tels essais comme un processus de dépistage, avant d'appliquer l'analyse numérique, est que si un compte contient des

observations fausses il pourrait manquer les essais. Ainsi, l'analyse numérique ne serait pas appliquée quand, en fait, il se doit. Le tableau 1 résume quand il est approprié d'utiliser l'analyse Benford, et quand faire preuve de prudence.

Tableau 1: Situation ou la loi de benford peut être utilisée ou non

SITUATIONS OU LA LOI DE BENFORD EST UTILISABLE	EXEMPLES
Séries de données issues de la combinaison mathématique de nombres ; les résultats provenant de deux distributions	<ul style="list-style-type: none"> • Comptes clients (quantités vendues * prix de vente) • Comptes fournisseurs (quantités achetées * prix d'achat)
Données sur les transactions spécifiques, pas besoin d'échantillonnage	<ul style="list-style-type: none"> • Frais, ventes, dépenses
Un vaste ensemble de données, les données les plus observées, les meilleurs	<ul style="list-style-type: none"> • Les données annuelles
Comptes conformes, si la moyenne est supérieure à la médiane avec un skewness positif	<ul style="list-style-type: none"> • Majorité des nombres comptables
SITUATIONS OU LA LOI DE BENFORD N'EST PAS UTILISABLE	EXEMPLES
La série des données est constituée des nombres attribués	<ul style="list-style-type: none"> • Numéros de chèques, codes, références des articles, numéros des factures
Nombres sous influence de la réflexion humaine	<ul style="list-style-type: none"> • Prix présentés suivant des seuils psychologiques, retraits aux distributeurs automatiques de billets
Comptes avec des vastes nombres particuliers à l'entreprise	<ul style="list-style-type: none"> • Compte particulier créé pour recouvrir 100 UM par exemple
Comptes créés avec un minimum prévu ou un maximum	<ul style="list-style-type: none"> • Actifs devant atteindre un seuil pour être pris en compte
opérations non enregistrées	<ul style="list-style-type: none"> • Vols, manipulation des contrats

Source : adapté à partir de Durtsci, et al. (2004)

Deux concepts sous-jacents devraient être considérés au moment de décider de l'efficacité de l'analyse numérique sur la base de la loi de Benford. Tout d'abord, l'efficacité de l'analyse numérique diminue à mesure que le niveau des données frauduleuses augmente. Ce ne sont pas tous les comptes qui contiennent la fraude qui contiennent un grand nombre de transactions frauduleuses.

Deuxièmement, dans de nombreux cas des comptes identifiés comme non conforme ne contiennent pas de fraude. Ces faits sont particulièrement importants compte tenu de l'utilité des tests statistiques. Comme dans tout test statistique, l'analyse numérique compare le nombre réel d'éléments observés à l'attendu et calcule l'écart. Par exemple, dans une distribution Benford, la proportion attendue de nombres qui contiennent le chiffre 1 dans la première position est 30,103 %. La proportion réelle observée sera probablement différente de ce montant attendu due à la variation aléatoire. Bien qu'aucun ensemble de données puisse être prévu pour s'y conformer précisément, à quel point l'écart sera-t-il considéré comme assez grande pour être une indication importante de la fraude?

1.2. La distribution de la fréquence d'un chiffre sur la base de la loi de Benford

La distribution de la fréquence attendue d'un chiffre, sur la base de la loi de Benford, est une distribution logarithmique qui apparaît visuellement comme une distribution de khi-deux. Une telle déviation de distribution de manière significative s'obtient à partir d'une distribution normale ou uniforme. L'écart-type pour chaque proportion de chiffre attendue est :

$$S_i = \left[\frac{p_i(1 - p_i)}{n} \right]^{1/2}$$

Avec :

- S_i l'écart type de chaque chiffre, les chiffres allant de 1 à 9 ;
- p_i la probabilité espérée de chaque dans la loi de benford ;
- n le nombre d'observations dans la distribution.

Une statistique z de 1,96 indiquerait une valeur p de 0,05 (95 pour cent de confiance), tandis qu'une statistique z de 1,64 suggérerait une valeur p de 0,10 (90 pour cent de confiance). Pour que la proportion d'observations soit significativement différente de celle attendue, la déviation doit être dans la queue de la distribution. Ainsi deux questions se posent, l'une intuitive et l'autre statistique. Tout d'abord, intuitivement, s'il n'y a que quelques transactions

frauduleuses, une différence significative ne sera pas déclenchée même si le montant total est élevé. Deuxièmement, statistiquement, si le compte étant testé possède un grand nombre de transactions, il faudra une plus petite proportion de chiffres incompatibles pour déclencher une différence significative par rapport l'attendu que cela prendrait si le compte avait moins d'observations. Voilà pourquoi de nombreux programmes qui incluent un Test analytique fondé sur la loi de Benford exhortent les auditeurs de tester l'ensemble du compte plutôt qu'une portion d'un extrait à partir du compte.

Pour comprendre le second point, considérer deux comptes, l'un contient 10 000 transactions tandis que le second contient seulement 1 000 transactions. Si toutes les transactions au sein des 10 000 comptes de transactions sont utilisés, une différence minimale de 75 transactions est nécessaire avant une z-statistique serait le signal que le compte est déviant. Cela se traduit par une proportion de 0,75 pour cent de la facture totale. En revanche, dans les 1000 comptes, il y aurait besoin d'insérer 23 entrées frauduleuses (ou une proportion de 2,3 pour cent entrées déviants) avant la même z-statistique marquée comme éventuellement frauduleuse. Si un échantillon de 200 individus a été établi, il faudrait six individus déviants ou 3 pour cent avant que la distribution soit considérée comme statistiquement différente de celle attendue. Un tel résultat est dû à la taille de la variance de l'échantillon dont la proportion dépend du nombre d'observations dans l'ensemble de données à tester.

2. La Prospect theory de Kahneman et Tversky (1979)

La « théorie des perspectives » (*prospect theory*) de Kahneman et Tversky, publiée en 1979, a eu un impact important aussi bien en économie qu'en comptabilité. Contrairement à la théorie économique classique qui soutient que les individus sont objectifs dans leur évaluation des situations décisionnelles, Kahneman et Tversky postulent que l'évaluation opérée par les individus dans différents contextes décisionnels se fait de manière relative, en relation à un point de référence qui est parfois subjectif.

Kahneman et Tversky sont les précurseurs d'un courant important de recherche comportementale sur le jugement et la prise de décision humains ayant des ramifications en économie, en finance et en comptabilité. A en croire la *prospect theory*, la prise de décision des individus fait toujours inconsciemment référence à un seuil (Kahneman & Tversky, 1979). A l'approche de ce seuil, les décisions deviennent binaires et sont prises de manière non « progressive » (Vidal, 2007). Il en est ainsi lorsque l'entreprise passe d'une perte relative ou absolue à un gain. Parmi les seuils comptables susceptibles d'orienter les décisions

binaires, le résultat nul est généralement considéré par les investisseurs comme un seuil de référence pour prendre des décisions d'investissements. D'autres seuils de résultats qui sont utilisés par les analystes financiers sont : la prévision de résultat, le résultat de N-1. Selon Vidal (2007) la majorité des parties prenantes prendra des décisions concernant la firme suivant un critère dichotomique : le seuil a-t-il été franchi ou non ?

La *prospect theory* facilite l'explication l'importance accordé à certains seuils de publication comptable, mais sans forcément les identifier. Cette théorie ne relie pas forcément ces seuils aux manipulations comptables. Elle peut toutefois permettre d'expliquer les motivations des dirigeants à travers *la valeur symbolique et psychologique des chiffres négatifs*. Certains auteurs se servent de la *prospect theory* pour hiérarchiser les trois seuils constatés par la littérature. L'ordre d'importance des seuils est le suivant : le résultat légèrement positif, le résultat supérieur au résultat de N-1, les prévisions des analystes financiers.. Cette priorisation des seuils est certes intéressante pour la compréhension des motivations d'atteinte ou de dépassement des seuils, cependant d'autres auteurs pensent que cette priorisation n'est pas statique mais évolue dans le temps sous l'effet conjugué de l'influence des médias et de la réglementation (Brown & Caylor, 2005). La valeur psychologique des chiffres négatifs n'est forcément pas la seule explication de la hiérarchie des seuils. En général, le concept de prix psychologique n'est pas loin de la politique de publication des nombres comptables (Mard, 2004). Cette politique conduit les entreprises à divulguer un nombre anormalement faible de résultats dont le second chiffre est élevé (6, 7, 8, 9), et une distribution anormale de résultats avec le chiffre « zéro » en deuxième position (Thomas, 1989). Les objectifs de divulgation comptables peuvent sur ce point emprunter à la recherche en marketing. Ce qui nous conduit à formuler nos hypothèses de la manière suivante :

Hypothèse principale : le concept de résultat psychologique serait pertinent dans le contexte du Cameroun pour détecter la manipulation des chiffres comptables si les probabilités des rangs des chiffres du résultat comptable ne suivent pas la loi de benford.

De cette hypothèse principale découlent les hypothèses secondaires suivantes :

H 1 : les entreprises implantées au Cameroun divulgueraient un nombre de résultats anormalement faible dont le second chiffre est élevé (6, 7, 8, 9) ;

H 2 : les entreprises implantées au Cameroun divulgueraient un nombre de résultats anormalement élevé dont le second chiffre est nul ;

H 3 : les entreprises implantées au Cameroun ayant un résultat positif publieraient un nombre de résultat anormalement faible dont le second chiffre est 9 alors que la fréquence du chiffre 0 en deuxième position est anormalement élevée ;

H 4 : les entreprises implantées au Cameroun ayant un résultat négatif divulgueraient un nombre de résultat anormalement élevé dont le second chiffre est 9 alors que la fréquence du chiffre 0 en deuxième position est anormalement faible.

Une fois, nos hypothèses présentées, il est urgent de décliner le procédé par lequel ces hypothèses seront soumises à l'épreuve des tests.

3. Méthodologie de la recherche

Cette section focalise son attention sur la collecte des données, la description de l'échantillon, le choix de la variable d'étude ainsi que la méthode statistique utilisée.

3.1. Collecte des données et description de l'échantillon

Afin de soumettre nos hypothèses à l'épreuve des tests, nous adoptons une démarche quantitative en utilisant les données issues de la base de l'Institut national de la statistique (INS) du Cameroun. Cette démarche s'impose eu égard à la nature de l'étude qui porte sur une variable quantitative, le résultat comptable. L'échantillon est constitué à partir des entreprises qui déposent un jeu de leur déclaration statistique et fiscale à l'INS du Cameroun. Après les différents filtres appliqués pour éliminer les entreprises ayant des données manquantes et / ou aberrantes, nous avons obtenu un échantillon constitué de 3 864 entreprises. Les entreprises représentées dans l'échantillon sont les PME et les grandes entreprises. Tous les secteurs d'activité sont représentés.

3.2. Choix de la variable comptable

Le premier indicateur qui intéresse les utilisateurs des nombres comptables est le résultat net comptable. Le résultat net comptable est obtenu à travers un processus complexe dont les caractéristiques ne sont pas du tout aléatoires. Il est la conséquence des opérations ayant eu un impact positif ou négatif sur le patrimoine de l'entreprise au cours d'un exercice par le truchement des décisions prises par les dirigeants. L'étude des seuils focalise l'attention sur la distribution des résultats des entreprises.

Toutefois dans le processus de production de l'information comptable, plusieurs résultats sont calculés par le système d'information comptable. Pour les besoins liés au terrain empirique, nous allons nous limiter à la catégorisation du système comptable OHADA puisqu'il s'agit du

référentiel comptable en vigueur au Cameroun. Sachant que au moment où nous réalisons cette étude, les états financiers issues de la réforme de 2017 et entrée en vigueur le 1^{er} Janvier 2018 ne sont pas encore disponibles au Cameroun, notre étude se réfère aux données issues du référentiel en vigueur avant le 1^{er} Janvier 2018. Ceci ne remet aucunement en cause la portée de notre étude car notre étude garde sa pertinence compte tenu du fait qu'elle porte non pas sur le référentiel comptable mais sur l'utilisation de la discrétion dans les choix, les estimations et les régularisations comptables par les dirigeants. Or cette discrétion reste d'actualité dans le nouveau référentiel comptable OHADA issue de la réforme de 2017.

La cascade des résultats calculés selon le référentiel comptable OHADA se présente ainsi qu'il suit : le résultat d'exploitation, le résultat financier, le résultat des activités ordinaires, le résultat hors activités ordinaires et le résultat. Le résultat d'exploitation est obtenu en retranchant des produits liés à l'exploitation les charges d'exploitation. Le résultat financier provient de la soustraction des charges financières aux produits financiers. Le résultat des activités ordinaires est la somme du résultat d'exploitation et du résultat financier alors le résultat HAO provient des activités n'ayant pas un lien avec les activités ordinaires de l'entreprise. Le résultat net est obtenu en ajoutant au résultat des activités ordinaires, le résultat hors activités ordinaires et en retranchant l'impôt sur le résultat et la participation des travailleurs.

Notons qu'en dehors de cette nomenclature, l'administration fiscale camerounaise impose aux entreprises le calcul d'un autre résultat appelé « résultat fiscal ». Ce qui crée *de facto* un autre résultat : « le résultat avant impôt ». Curieusement le compte de résultat OHADA ne prévoit pas une rubrique sur le résultat avant impôt. Celui-ci peut être obtenu en additionnant le résultat des activités ordinaires et le résultat hors activités ordinaires. Le tableau suivant décrit la démarche de calcul des différents résultats. Nous l'avons emprunté à l'acte uniforme OHADA relatif au droit comptable et à l'information financière de 2017 car celui-ci est mieux présenté que celui de 2000.

3.3. Méthode statistique utilisée

Dans un ensemble de données obéissant à la loi de Benford, environ 30,1% des effectifs ont 1 comme premier chiffre alors que ce pourcentage tombe à 4,6% pour les nombres ayant 9 comme premier chiffre. Cette loi peut être généralisée au deuxième, troisième chiffre ainsi de suite. Cette loi peut être appliquée pour les nombres comportant deux chiffres C1 C2; (Par

exemple, le nombre 23 a deux chiffres, le premier chiffre c_1 est 2 et le deuxième chiffre de c_2 est égal à 3); la généralisation à N chiffres est immédiate :

- Probabilité de l'événement: le premier chiffre d'un nombre est c_1 :

$$P(C_1 = c_1) = \log_{10} (1 + (1 / c_1)) \text{ avec } c_1 \in \{1;2;3;4;5;6;7;8;9\}$$

- Probabilité de l'événement : le deuxième chiffre d'un nombre d'un ensemble de données est c_2 :

$$P(C_1 = c_2) = \sum_{c_1=1}^9 \log_{10} (1 + (1 / c_1 c_2)) \text{ avec } c_2 \in \{0;1;2;3;4;5;6;7;8;9\}$$

Ainsi la probabilité qu'un certain nombre d'un ensemble de données obéissant à la loi de Benford soit 23 est $\log_{10} (1 + (1/23)) = 0,0184$. Pour 3 chiffres, la formule devient simplement : $P(C_1 C_2 C_3 = c_1 c_2 c_3) = \log_{10} (1 + (1 / c_1 c_2 c_3))$. Le tableau 2 montre les fréquences attendues dans les trois premières positions.

Tableau 2 : Loi de Benford : probabilités prévues des positions des chiffres pour les 05 premiers chiffres d'un nombre

Digit	Position in Number				
	First	Second	Third	Fourth	Fifth
0		0.11968	0.10178	0.1002	0.1000
1	0.30103	0.11389	0.10138	0.1001	0.1000
2	0.17609	0.10882	0.10097	0.1001	0.1000
3	0.12494	0.10432	0.10057	0.1001	0.1000
4	0.09691	0.10031	0.10018	0.1000	0.1000
5	0.07928	0.09668	0.09979	0.1000	0.1000
6	0.06695	0.09337	0.09940	0.0999	0.1000
7	0.05799	0.09035	0.09902	0.0999	0.1000
8	0.05115	0.08757	0.09864	0.0999	0.1000
9	0.04576	0.08499	0.09827	0.0998	0.1000

Source : GUEYER D. (2004)

4. Mise en œuvre du « résultat psychologique » dans le contexte camerounais

Cette partie de notre recherche décline les résultats de la validation empirique de nos hypothèses. En particulier, nous allons étudier la distribution empirique des rangs des chiffres du résultat comptable des entreprises au Cameroun.

4.1. Détermination des fréquences empiriques des rangs des chiffres du résultat comptable

Nous nous sommes proposé de nous limiter à la distribution des chiffres occupant les trois premières positions. C'est-à-dire le premier chiffre, le deuxième chiffre et le troisième chiffre. Les résultats obtenus se présentent ainsi qu'il suit. Le tableau suivant présente la probabilité d'avoir dans notre échantillon les chiffres 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 et 9 en première position dans un résultat comptable.

Tableau 3: Fréquence des rangs des trois premiers chiffres des résultats des entreprises

Rangs	1 ^{er}			2 ^e			3 ^e		
Fréquences		1er OBS	1er TH		2e OBS	2e TH		3e OBS	3e TH
		1	0,29658385	0,30103	0	0,11542443	0,11968	0	0,10170807
	2	0,18969979	0,17609	1	0,11257764	0,11389	1	0,10662526	0,10138
	3	0,12085921	0,12494	2	0,10610766	0,10882	2	0,09937888	0,10097
	4	0,0947205	0,09691	3	0,10895445	0,10432	3	0,10817805	0,10057
	5	0,07738095	0,07928	4	0,10119048	0,10031	4	0,10740166	0,10018
	6	0,06702899	0,06695	5	0,10015528	0,09668	5	0,09679089	0,09979
	7	0,05822981	0,05799	6	0,09782609	0,09337	6	0,10041408	0,0994
	8	0,05020704	0,05115	7	0,09109731	0,09035	7	0,0926501	0,09902
	9	0,04528986	0,04576	8	0,08669772	0,08757	8	0,09963768	0,09864
				9	0,07996894	0,08499	9	0,08721532	0,09827

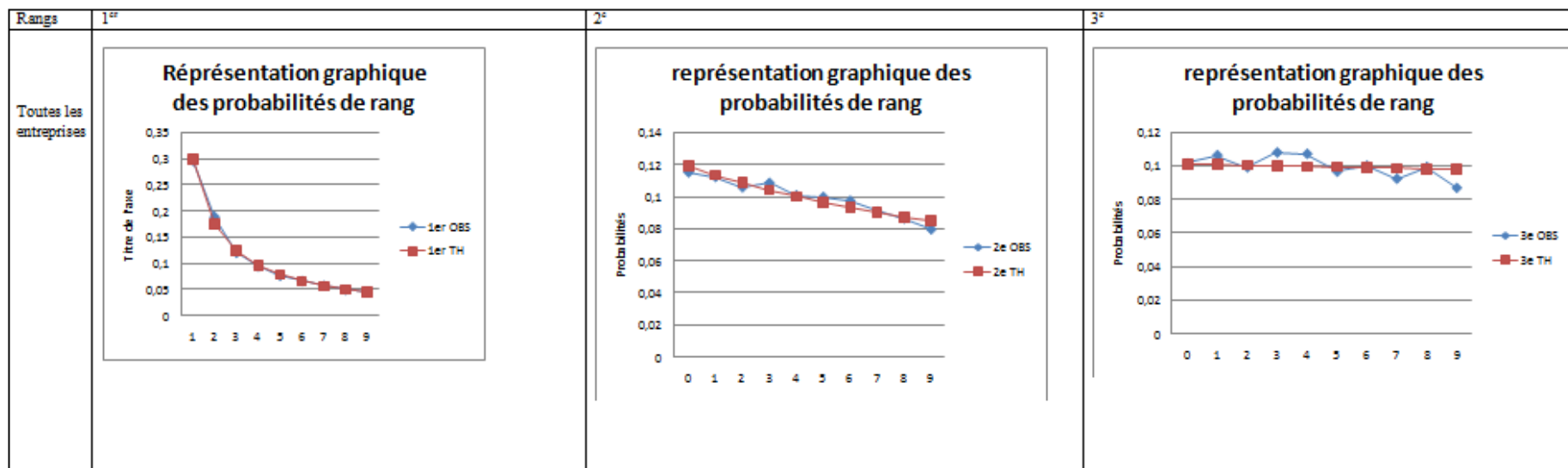
Source : par nos soins

Selon le tableau 3, la fréquence observée du chiffre 9 en première, deuxième et troisième position est inférieure à la fréquence théorique. Ce qui laisse penser que certaines entreprises arrondissent les chiffres pour éviter de publier les résultats ayant le chiffre 9 en première, deuxième et troisième position. Notre première hypothèse n'est validée que pour le chiffre 9. Autrement dit, la fréquence du chiffre 9 en deuxième est faible comparativement à la probabilité théorique.

En dehors du chiffre 9 où, nous constatons que les probabilités de rang observées sont inférieures aux probabilités de rang théoriques, les rangs des autres chiffres sont plus ou moins proches des probabilités théoriques. Pour faciliter la visualisation de ces résultats, nous avons également réalisé une représentation graphique des probabilités observées et des probabilités théoriques.

Par contre, notre hypothèse 2 n'est pas validée. Autrement dit, la fréquence du chiffre « 0 » en deuxième position n'est anormalement élevée comme le prédit la loi de Benford. Cette situation peut être consécutive à la particularité de la dynamique de la manipulation des chiffres comptables en contexte camerounais, laquelle dynamique privilégie la manipulation à la baisse pour réduire les transferts fiscaux (Ngantchou et Elle, 2018).

Figure 1: Représentation graphique des probabilités de rangs des trois premiers chiffres



Source : par nos soins

Selon la figure 1, la courbe des probabilités théoriques est pratiquement confondue à la courbe des probabilités observées pour le premier. Des disparités sont observées pour le deuxième rang et le troisième rang. Ce qui nous permet de penser que la recherche d'un résultat psychologique est obtenue à travers la manipulation des rangs 2 et 3. Il convient par la suite d'analyser la distribution des rangs en distinguant les résultats négatifs des résultats positifs car les utilisateurs de l'information comptable ne réagissent de la même façon face aux chiffres négatifs et face aux chiffres positifs.

4.2. ANALYSE CROISEE DES RANGS DES CHIFFRES DES RESULTATS POSITIFS ET DES RANGS DES RESULTATS NEGATIFS

Après l'analyse des rangs des chiffres dans une perspective générale, nous procédons à ce niveau à l'analyse croisée des rangs des chiffres des résultats positifs et des rangs des chiffres des résultats négatifs. Cette analyse se fera à l'aide des tableaux et graphiques.

Le tableau 4 présente l'analyse comparative des probabilités de rangs pour les résultats positifs et pour les résultats négatifs.

Tableau 4: Croisement des rangs des chiffres des résultats positifs et des résultats négatifs

	Résultats positifs			Résultats négatifs		
1 ^{er}	CHIFFRES	1er OBS	1er TH	CHIFFRES	1er OBS	1er TH
	1	0,29155603	0,30103	1	0,30136295	0,30103
	2	0,18906001	0,17609	2	0,19030793	0,17609
	3	0,12851832	0,12494	3	0,113579	0,12494
	4	0,10037175	0,09691	4	0,08934881	0,09691
	5	0,08390866	0,07928	5	0,07117617	0,07928
	6	0,06266596	0,06695	6	0,07117617	0,06695
	7	0,05523101	0,05799	7	0,06108026	0,05799
	8	0,04301646	0,05115	8	0,0570419	0,05115
	9	0,0456718	0,04576	9	0,0449268	0,04576
2 ^e		2e OBS	2e TH	CHIFFRES	2e OBS	2e TH
	0	0,12108338	0,11968	0	0,11004543	0,11968
	1	0,10674456	0,11389	1	0,11812216	0,11389
	2	0,10196495	0,10882	2	0,11004543	0,10882
	3	0,11736591	0,10432	3	0,10095911	0,10432
	4	0,10515135	0,10031	4	0,09742554	0,10031
	5	0,09399894	0,09668	5	0,10600707	0,09668
	6	0,09984068	0,09337	6	0,09591116	0,09337
	7	0,0881572	0,09035	7	0,09389197	0,09035
	8	0,08762613	0,08757	8	0,08581524	0,08757
	9	0,07806691	0,08499	9	0,08177688	0,08499
	3 ^e		3e OBS	3e TH	CHIFFRES	3e OBS
0		0,10408922	0,10178	0	0,09944472	0,10178
1		0,11471057	0,10138	1	0,09893993	0,10138
2		0,09665428	0,10097	2	0,1019687	0,10097
3		0,11046203	0,10057	3	0,10600707	0,10057

	4	0,10462029	0,10018		4	0,11004543	0,10018
	5	0,0881572	0,09979		5	0,10499748	0,09979
	6	0,10196495	0,0994		6	0,09893993	0,0994
	7	0,0913436	0,09902		7	0,09389197	0,09902
	8	0,09930961	0,09864		8	0,09994952	0,09864
	9	0,08868826	0,09827		9	0,08581524	0,09827

Source : par nos soins

Dans le tableau 4, nous constatons que pour les résultats positifs, les fréquences des chiffres 6, 7, 8 et 9 en première position sont inférieures à la probabilité théorique. Pourtant pour les résultats négatifs, les fréquences des chiffres 6, 7 et 8 sont supérieures aux probabilités théoriques. Ce qui nous permet de penser que la recherche d'un résultat psychologique négatif n'obéit pas à la même logique que celle d'un résultat positif. Ces résultats sont, à notre connaissance, inédits.

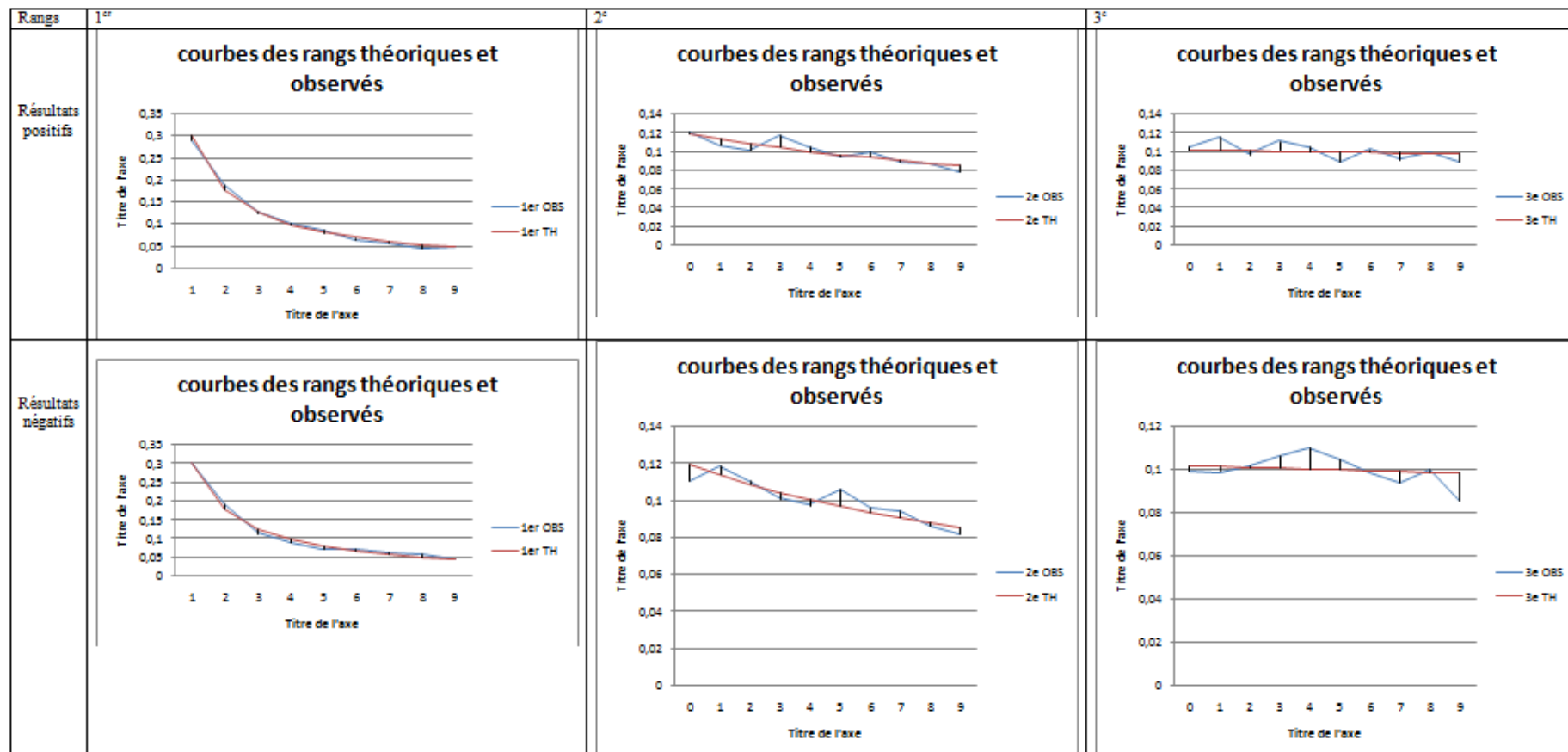
En observant particulièrement la distribution la distribution du chiffre 9 en 2^e et 3^e position pour les résultats positifs et pour les résultats négatifs, nous constatons qu'une tendance se dégage : les fréquences observées sont inférieures aux probabilités théoriques. Cette tendance laisse présagée que les entreprises manipulent leurs résultats en arrondissant les chiffres.

Pour les résultats positifs, la proportion du chiffre « 9 » en deuxième position est inférieure à la probabilité théorique alors que la fréquence du chiffre « 0 » est supérieure à la fréquence théorique. Ce qui nous permet de valider notre troisième hypothèse même s'il faudra dans les sections subséquentes questionner la significativité de cette conclusion.

Pour les résultats négatifs, nous constatons que la fréquence du chiffre « 9 » en deuxième position est inférieure à la probabilité théorique et celle du chiffre « 0 » est également inférieure à la probabilité théorique. De ce fait, notre hypothèse 4 n'est pas validée. Il serait intéressant de tester la même hypothèse sur un échantillon plus important, ce que nous n'avons pas pu faire faute de données suffisantes disponibles.

Pour compléter l'analyse ci-dessus, il convient de penser à la visualisation de la distribution des rangs des chiffres des résultats positifs et des rangs des chiffres des résultats négatifs. Ceci peut se faire à l'aide de la figure 2.

Figure 2: Courbes des rangs théoriques et des rangs observées des résultats positifs et des résultats négatifs



Source : par nos soins

La figure ci-dessus permet d'observer que la distribution des chiffres des résultats est globalement similaire pour le premier chiffre aussi bien pour les résultats positifs que pour les résultats négatifs. Par contre, nous constatons quelques différences pour ce qui est du deuxième et du troisième chiffre des résultats. Ce qui nous conforte dans l'idée selon laquelle, le comportement des entreprises face aux résultats négatifs n'est pas toujours le même que celui affiché face aux chiffres positifs.

Afin de vérifier la significativité des résultats ci-dessus obtenus, il est important de faire appel aux tests statistiques. Deux tests semblent appropriés dans ce cas : le test du khi-deux et le test Z. Nous choisissons le test z eu égard à la taille de notre échantillon qui ne nous permet pas d'utiliser le test du khi-deux.

4.3. Evaluation de la significativité des tests

Le test z nous permettra d'évaluer la significativité des résultats ci-dessus obtenus. La statistique du test est calculée de la manière suivante :

$$z = \frac{(|P_{obs} - P_t| - \frac{1}{2n})}{(\frac{P_t(1 - P_t)}{n})^{1/2}}$$

4.3.1. Significativité des rangs des chiffres des résultats de tout l'échantillon

Il est question pour nous de tester la significativité du comportement qui consiste à manipuler les comptes en jouant sur les rangs des chiffres du résultat comptable. Dans un premier temps, les rangs seront étudiés globalement à travers le tableau 5.

Tableau 5: Significativité des tests au seuil de 5 %

1 ^{er}	CHIFFRES	1er obs	1er th	Biais	z	Significativité au seuil de 5%
	0					
	1	0,29658385	0,30103	-	0,57035592	Non
	2	0,18969979	0,17609	+	2,14709572	oui
	3	0,12085921	0,12494	-	0,72417625	Non
	4	0,0947205	0,09691	-	0,42137051	Non
	5	0,07738095	0,07928	-	0,39613819	Non
	6	0,06702899	0,06695	+	0,01377828	Non
	7	0,05822981	0,05799	+	0,02703157	Non
	8	0,05020704	0,05115	-	0,22240274	Non
	9	0,04528986	0,04576	-	0,09713684	Non
2 ^e						

	CHIFFRES	2e obs	2e th	biais	Z	Significativité au seuil de 5%
	0	0,11542443	0,11968	-	0,77038862	Non
	1	0,11257764	0,11389	-	0,22481027	Non
	2	0,10610766	0,10882	-	0,50219535	Non
	3	0,10895445	0,10432	+	0,89328377	Non
	4	0,10119048	0,10031	+	0,15047148	Non
	5	0,10015528	0,09668	+	0,6858981	Non
	6	0,09782609	0,09337	+	0,9012837	Non
	7	0,09109731	0,09035	+	0,12948409	Non
	8	0,08669772	0,08757	-	0,15815676	Non
	9	0,07996894	0,08499	-	1,06330345	Non

3 ^e	CHIFFRES	3e Obs	3e th	biais	Z	Significativité au seuil de 5%
					-	
	0	0,10170807	0,10178	-	0,01280662	Non
	1	0,10662526	0,10138	+	1,02748894	Non
	2	0,09937888	0,10097	-	0,29319578	Non
	3	0,10817805	0,10057	+	1,50798857	Non
	4	0,10740166	0,10018	+	1,43248009	Non
	5	0,09679089	0,09979	-	0,57986185	Non
	6	0,10041408	0,0994	+	0,17818516	Non
	7	0,0926501	0,09902	-	1,26683404	Non
	8	0,09963768	0,09864	+	0,17545704	Non
	9	0,08721532	0,09827	-	2,2263438	Oui

Source : par nos soins

Selon le tableau ci-dessus, la plupart des résultats obtenus ci-dessus ne sont pas significatifs au seuil de 5%. C'est uniquement en première et troisième position que nous obtenons les résultats significatifs pour le chiffre « 9 ». En particulier, la proportion du chiffre 9 en troisième position dans les résultats comptables est inférieure à la probabilité théorique. Ce qui suppose que les entreprises manipulent leurs résultats jouant sur le rang du chiffre 9 en troisième position. Aussi la proportion du chiffre « 2 » en première position dans les résultats est significativement supérieure à la probabilité théorique. Ce qui laisse penser que les entreprises utilisent les rangs pour manipuler les résultats.

4.3.2. Significativité croisée des rangs des chiffres des résultats positifs et des résultats négatifs

Après avoir analysé les rangs de tous les résultats, il est intéressant de comparer le comportement des entreprises publiant les résultats positifs et le comportement des entreprises publiant les résultats positifs.

Tableau 6: Significativité des tests aussi bien pour les résultats positifs que pour les résultats négatifs

		2°				
Positifs		2e OBS	2e TH	biais	Z	Significativité au seuil de 5%
	0	0,12108338	0,11968	+	0,23704456	Non
	1	0,10674456	0,11389	-	1,33928792	Non
	2	0,10196495	0,10882	-	1,30962996	Non
	3	0,11736591	0,10432	+	2,56349217	Oui
	4	0,10515135	0,10031	+	0,95073444	Non
	5	0,09399894	0,09668	-	0,52277703	Non
	6	0,09984068	0,09337	+	1,32155368	Non
	7	0,0881572	0,09035	-	0,43552208	Non
	8	0,08762613	0,08757	+	-0,01709071	Non
	9	0,07806691	0,08499	-	1,4772843	Non
Négatifs	CHIFFRES	2e OBS	2e TH	biais	Z	Significativité au seuil de 5%
	0	0,11004543	0,11968	-	1,77623163	Non
	1	0,11812216	0,11389	+	0,7826717	Non
	2	0,11004543	0,10882	+	0,21238972	Non
	3	0,10095911	0,10432	-	0,64040057	Non
	4	0,09742554	0,10031	-	0,55535945	Non
	5	0,10600707	0,09668	+	1,88777291	Non
	6	0,09591116	0,09337	+	0,50180447	Non
	7	0,09389197	0,09035	+	0,72116611	Non
	8	0,08581524	0,08757	-	0,34764669	Non
	9	0,08177688	0,08499	-	0,66980223	Non

Source : par nos soins

Selon le tableau ci-dessus, la significativité des résultats est remise globalement en cause par le test z au seuil de 5%. Le seul résultat significatif concerne la probabilité d'avoir le chiffre 3 en 2^e position pour les résultats positifs. La fréquence observée est significativement supérieure à la fréquence théorique au seuil de 5%. Ce constat ne renvoie pas, à notre connaissance, à une interprétation théorique dans la littérature.

4.3.3. Contribution de la recherche

Cette recherche prétend avoir le mérite de se poser la question de la pertinence du concept de résultat psychologique en contexte camerounais. En prenant comme base la littérature sur la manipulation des chiffres comptables, nous constatons qu'il existe bien dans le contexte du Cameroun des tentatives de jouer sur les rangs des chiffres dans le résultat comptable. Nous nous sommes en particulier intéressés aux premiers, deuxièmes et troisièmes rangs. Les résultats empiriques tendent à valider partiellement nos hypothèses. Un autre constat concerne la significativité des résultats qui sont pour la plupart non significatifs au seuil de 5%. Ceci peut être expliqué par la taille de notre échantillon qui est relativement faible comparativement aux échantillons utilisés par les recherches antérieures.

Conclusion

L'information comptable joue un rôle prépondérant dans les décisions concernant l'allocation des ressources entre les parties prenantes des organisations. Les organisations africaines ne sont pas étrangères à cette réalité. Cette situation place l'information comptable au centre des intérêts conflictuels des différentes parties prenantes tels que les actionnaires, les dirigeants, l'Etat, les banques, les clients, les fournisseurs, les salariés. C'est pourquoi la manipulation de l'information comptable par certaines parties prenantes pour biaiser l'allocation de la richesse est une éventualité plausible sinon probable.

L'intérêt commun de l'économie est de limiter cette probabilité. C'est pourquoi un vaste courant de recherche s'est développé sur la détection de la manipulation des chiffres comptables et soulève des problématiques qui intéressent aussi bien les chercheurs que les praticiens. Selon cette perspective, une approche de détection particulière parmi les nombreuses propositions issues des travaux antérieurs est l'analyse des probabilités de rangs des différents chiffres du résultat comptable. L'analyse des probabilités de rangs met en relief le concept de « résultat psychologique ». Ce concept a suffisamment été mobilisé dans les études en Amérique, en Europe et Asie tant par la communauté académique que la communauté professionnelle (Mard, 2004). Malgré la richesse de ce concept pour la détection la manipulation des chiffres comptables, celui-ci n'a pas suffisamment fait l'objet d'une véritable attention en contexte africain, en témoigne la rareté des articles dans ce domaine. C'est pour tester la pertinence du concept de résultat psychologique en contexte africain en général et camerounais en particulier que la présente étude est justifiée. A partir de l'analyse de la probabilité des

rangs des chiffres du résultat comptable, nous constatons une propension des entreprises à utiliser les rangs des chiffres du résultat comptable pour manipuler leurs comptes. Toutefois, certains de nos résultats ne sont pas significatifs au seuil de 5%. Ce qui interpelle d'autres recherches dans le cadre des autres pays africains en dehors du Cameroun eu égard à la richesse du concept de « résultat psychologique ». Il serait intéressant d'approfondir cette recherche notamment en menant des études dans d'autres pays africains. Une autre piste de recherche concerne l'analyse du comportement des rangs des chiffres du résultat selon les secteurs d'activité ; ce qui n'a pas été fait dans notre cas.

BIBLIOGRAPHIE

BENFORD F. (1938), "The law of anomalous numbers", *Proceedings of American Philosophical Society*, 78, : 551-572.

CARSLAW C. (1988), "Anomalies in accounting numbers: evidence of goal oriented behavior", *The Accounting Review* 63(2), P. 321-327.

ANANGA O. et MAKANI S. R. (2017), « Quels sont les déterminants pour les politiques comptables dans les PME camerounaises ? », *In 2^e Journées d'Etudes Africaines en Comptabilité et Contrôle*, Dakar, Sénégal.

BALL R. (2013), "Accounting Informs Investors and Earnings Management is Rife: Two Questionable Beliefs", *Accounting Horizons*, Vol. 27, No. 4, P. 847-53.

BALAKRISHNAN K. et al. (2018) "Tax Aggressiveness and Corporate Transparency." *The Accounting Review In-Press*.

BEAVER W. H. et al. (2007) "An alternative interpretation of the discontinuity in earnings distributions", *Review of Accounting Studies*, 12 (4), P. 525-556.

BENFORD F. (1938), "The law of anomalous numbers", *Proceedings of American Philosophical Society*, 78, : 551-572.

BIMEME B. I. et UM NGOUEM M. T. (2018), « Les déterminants de la manipulation des informations comptables et financières : le cas des entreprises camerounaises », *3^e Journées des Etudes Africaines en Comptabilité et Contrôle les 19 et 20 Décembre 2018*, Douala, Cameroun.

BROWN L. D. et CAYLOR M. L. (2005) "A Temporal Analysis of Quarterly Earnings Thresholds: Propensities and Valuation Consequences", *The Accounting Review*, Vol. 80, No. 2, P. 423-440.

BURGSTAHLER D. et DICHEV I. (1997), « Earnings management to avoid earnings decreases and losses », *Journal of Accounting and Economics*, vol 24, P. 99 – 126.

BURGSTAHLER D. et CHUK E. (2012), « What Have We Learned About Earnings Management? Correcting Disinformation about Discontinuities », *SSRN Electronic Journal*.

BURGSTAHLER D. et CHUK E. (2014), "Detecting earnings management using discontinuities évidence", *Working Paper, University of Washington, USA*.

CARSLAW C. (1988), "Anomalies in accounting numbers: evidence of goal oriented behavior", *The Accounting Review* 63(2), P. 321-327.

CHOI, J. H. (2017), *Accrual Accounting and Resource Allocation: A General Equilibrium Analysis*, Doctoral Dissertation, University of Chicago, USA.

CHRISTODOULOU, D., L. et al. (2018), "Inference-in-residuals as an Estimation Method for Earnings Management", *Abacus*, Vol. 54, No. 2, P. 154–80.

CHUNG-HUA SHEN, YU-LI HUANG (2011), "Effects of earnings management on bank cost of debt", *Accounting and Finance*

CODERRE D. et WARNER P. (1999). Computer assisted techniques for fraud detection. *The CPA Journal*, Vol. 69 (8), P. 57-59.

COHEN L. J. (2014) "Bank Earnings Management and Tail Risk during the Financial Crisis", *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol. 46, No. 1.

COLLINS D. W. et al. (2016), "The Effects of Firm Growth and Model Specification Choices on Tests of Earnings Management in Quarterly Settings", *The Accounting Review*,

COULOMBE D. et TONDEUR H. (2001), « Aspects contractuels de la comptabilité », in *Faire de la recherche en comptabilité financière*, FNEGE, VUIBERT, P. 193 – 209.

DEANGELO L. (1986) "Accounting Numbers as Market Valuation Substitute: A Study of Management Buyouts of Public Stockholders" *The Accounting Review*, 400-420.

DECHOW P.M. et al. (1996), "Causes and consequences of earnings manipulation: An analysis of firms subject to enforcement actions by the SEC", *Contemporary Accounting Research*, Vol. 13, Issue 1, P.1-36.

DECHOW P. M. et al. (2012) "Detecting earnings management : a new approach", *Journal of Accounting Research*, Vol. 50, Issue 2, Pages 275 – 334.

DOUANLA S. C. et al. (2019) « Nature des activités externalisés et qualité perçue de l'information comptable dans les entreprises Camerounaises » *Revue Internationale des Sciences de Gestion* « Numéro 5 : Octobre 2019 / Volume 2 : numéro 4 » p : 780 – 803.

DUMAS G. (2017), « Gestion processuelle des résultats : une étude des dépenses de R&D des entreprises françaises cotées », *Comptabilité - Contrôle – Audit 2017/2 (Tome 23)*

DURTSCHI C. et al. (2004), "The effective use of benfords law to assist in detecting fraud in accounting data", *Journal of Forensic Accounting*, Vol. 5, P. 17-34.

DURTSCHI C. et EASTON P. (2005), "Earnings management? The shapes of the frequency distributions of earnings metrics are not evidence ipso facto.", *Journal of Accounting Research*, Vol. 43 (4), P. 557-592.

DURTSCHI C. et EASTON P. (2009), "Earnings management? Erroneous inferences based on frequency distributions.", *Journal of Accounting Research*, Vol. 47 (5), P. 1249-1281.

ELLE N. (2018), La Manipulation des nombres comptables dans les entreprises au Cameroun : motivations et stratégies des acteurs, *Thèse de Doctorat PhD, Université de Douala*.

ETTERIDGE M.L. et SRIVASTAVA R.P., (1999), "Using digital analysis to enhance data integrity," *Issues in Accounting Education*, Vol. 14, Issue (4), P. 675-690.

FOTSO S. R. (2011), L'efficacité de la structure de contrôle des entreprises camerounaises, *Thèse de Doctorat PhD, Université de Franche-Comté*.

GOTTARDO P. et MOISELLO A. M. (2019), “Equity and Bond Issues and Earnings Management Practices: A Comparative Analysis of Family and Non-family Firms” *In Capital Structure, Earnings Management, and Risk of Financial Distress*, P. 57-73.

GRIMA C. (2017), Impacts des normes IFRS sur la manipulation comptable des sociétés françaises cotées, thèse de Doctorat PhD, CNAM, France.

GUEYER D. (2004), « Cheating behaviour and the benford's law », Nantes Graduate School of Management, France.

GUIDARA R. et BOUJELBENE Y. (2014) “Earnings Management around Research and Development Manipulation”, *International Journal of Academic Research in Accounting, Finance and Management Sciences*, Vol. 4, No.2, April 2014, P. 30–41.

HAIRSTON S. A. et al. (2019), “Does Manager Ability Influence Prospectus Earnings Quality and IPO Underpricing?”, *Accounting and Finance Research*, Vol. 8, N° 1, P. 1-29.

HAYN C. (1995), "The information content of losses." *Journal of Accounting and Economics* 20 [2], P. 125-153.

HILL, T. P. (1995), “A statistical derivation of the significant digit law”, *Statistical Science*, 10(4), P. 354-363.

JACKSON A. B. (2018), “Discretionary accruals : earnings management ... or not?”, *Abacus*, Vol. 54, N° 2, P. 136 – 154.

JACKSON A. B. et ROUNTREE B. R. (2014), « Earnings co-mouvement and earnings manipulation in earnings different states », Working paper, *The University of New South Wales*.

JONES J. (1991), « Earnings management during import relief investigations », *Journal of accounting research*, volume 29, numéro 2 (automne), P. 193-228.

KAHNEMAN D. et TVERSKY A. (1979), “Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk”, *Econometrica*, Vol. 47, No. 2, P. 263-291.

KOTHARI S. P. et al. (2005), « Performance matched discretionary accrual measures », *Journal of Accounting and Economics*, vol 39, Issue 1, P. 163-197.

KOTHARI S. P. et al. (2015), “Managing for the Moment: The Role of Real Activity versus Accruals Earnings Management in SEO Valuation”, *The Accounting Review*, vol. 91, Issue 2, P. 559-586.

KLEIN A., (2006), « Audit Committee, Board of Director Characteristics, and Earnings Management », *Working paper*, *New York University School of Law, USA*.

MARD Y. (2004), “Les sociétés françaises cotées gèrent-elles leurs chiffres comptables afin d'éviter les pertes et les baisses de résultat ? », *Comptabilité – Contrôle – Audit*, Tome 10, Volume 2, P. 73-98.

McNICHOLS M. F. et STUBBEN S. (2018), “Research Design Issues in Studies Using Discretionary Accruals”, *Journal of Accounting, Finance and Business Studies*, Vol. 54, Issue 2, P. 227-246.

MINKO G. (2016a), La détection des cas de manipulation comptables, *Thèse de Doctorat PhD*, *Université de Douala*.

MINKO G. (2016b), « Les manipulations des nombres comptables dans les entreprises : une étude des cas au Cameroun », in *1^{ère} Journée d'études africaines en comptabilité et contrôle, du 13 au 15 Décembre 2016 à Dakar-Sénégal*.

NDJETCHEU L. (2017), « L'universalité d'un cadre théorique en question : la théorie politico-contractuelle de la comptabilité dans le contexte africain francophone », *Revue Camerounaise d'Economie et Management*, Vol. III, N° I, Janvier – Mars 2017, P. 261 – 294.

NEWBOMB. S. (1881), « Note of the frequency of the use of the different digits in natural numbers », *American Journal of Mathematics*, 4: 39-40.

NGANTCHOU A. (2013), « L'influence du profil éthique du propriétaire dirigeant sur le contenu informatif des nombres comptables », *Revue Internationale PME*, Vol. 26, n°2, P. 13-36.

NGANTCHOU A. et ELLE N. T. (2018) « La manipulation des chiffres comptables en contexte africain : la pertinence de l'hypothèse des "coûts politiques" », *In Transitions numériques et comptabilités, 39^e Congrès de l'AFC, Mai 2018, Nantes, France*.

NIGRINI M.J. (1996), "A Taxpayer Compliance Application of Benford's Law", *Journal of the American Taxation Association*, Vol. 18, No. 1, P. 72-91.

NIGRINI M.J. et MITTERMAIER L. J. (1997), "The use of the Benford's law as an aid in analytical procedures", *Auditing : A Journal of Practice & Theory*, Vol. 16, Issue 2, P. 52-67.

NISKANEN J. et KELOHARJU, M. (2000) "Earnings cosmetics in a tax-driven accounting environment: evidence from finnish public firms", *The European Accounting Review* vol. 9:3, P. 443-452.

OHADA (2017a), « Acte uniforme relatif au droit comptable et à l'information financière », *Journal Officiel*, Secrétariat permanent, Yaoundé, Cameroun.

OHADA (2017b), « Système Comptable OHADA », *Journal Officiel*, Secrétariat permanent, Yaoundé, Cameroun.

SAHA S. C. (2019), La détection de la manipulation des chiffres comptables : les perspectives de la réconciliation de l'approche par les seuils à l'approche par les accruals discrétionnaires, *Thèse de Doctorat / PhD*, Université de Douala.

SAHA S. C. et NDJETCHEU L. (2020), « Les entreprises implantées au Cameroun manipulent-elles leurs résultats pour éviter de publier les petites pertes ? », *Research Journal of Finance and Accounting*, Vol. 11, N° 2, P. 51-69.

SIMO B. (2013), « Contribution à l'analyse des déterminants de la gestion des données comptables : une étude dans le contexte de la PME camerounaise » *Thèse de Doctorat en comptabilité Contrôle et Audit*, Université de Dschang, 296p.

STUBBEN S. R (2010), "Discretionary Revenues as a Measure of Earnings Management", *The Accounting Review*, Vol. 85, No. 2, pp. 695–717.

THOMAS J. K. (1989), "Unusual patterns in reported earnings", *The Accounting Review*, 64(4), P. 773- 787.

VIDAL O. (2007), « La gestion des résultats pour atteindre des seuils : un cadre d'analyse », *in Working paper, HEC paris, France*.

WALLACE, W. A. (2002), "Assessing the quality of data used for benchmarking and decision-making", *The Journal of Government Financial Management*, Vol. 51, Issue 3, P. 16-22.